

车辆单神经元模型参考自适应控制算法研究

吕晓军, 郑南宁

(西安交通大学电子与信息工程学院, 710049, 西安)

摘要: 针对智能车辆油门控制系统,提出了一种单神经元模型参考自适应控制算法.首先通过实验研究获得油门控制系统的传递函数,再以该函数获得的数学模型为依据设计了自回归滑动平均模型(NARMAX)神经网络,并对系统输出进行离线辨识和在线预测.采用免疫模糊思想改进二次型单神经元控制算法,构建基于NARMAX神经网络预测的模型参考自适应控制系统,定义了一种评价车辆纵向运动的目标函数,采用浮点遗传算法寻找各控制器的最优值.仿真结果表明,NARMAX神经网络可辨识和预测车辆油门系统的动力特性,与免疫模糊和二次型单神经元算法相比,单神经元模型参考自适应算法的阶跃响应速度显著提高.

关键词: 油门控制;单神经元;模型参考自适应控制器;免疫模糊

中图分类号: TP183 **文献标识码:** A **文章编号:** 0253-987X(2007)12-1391-05

Study on Single Neuron Model Reference Adaptive Control Algorithm for Vehicles

Lü Xiaojun, Zheng Nanning

(School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Focusing on the throttle control system of intelligent vehicle, a model reference adaptive SN-PID controller is presented. Firstly, we obtain the transfer function of a throttle control system by experimental method and design a NARMAX neural network based on the above model, and then the off-line identification and online prediction are carried out. Secondly, the linear quadratic SN-PID algorithm is improved by using immune fuzzy ideas. A model reference adaptive system based on the prediction model of NARMAX neural network is created and an objective function is defined to evaluate the vehicle longitudinal motion, and then the optimal value of all the adjustable parameters in the above controllers is found by the float genetic algorithm. Finally, a digital simulation is carried out to compare the dynamic performance of improved SN-PID controller with the classical one. Results show that the proposed NARMAX neural network is capable of identifying and predicting the output of throttle control system, and the step response velocity of the proposed SN-PID controllers is remarkably faster than that of immune fuzzy and classical ones.

Keywords: throttle control; single neuron; model reference adaptive controller; immune fuzzy

交通事故每年所造成的经济损失约占全球国民收入(GDP)的3%,据统计^[1],汽车纵向碰撞约占交通事故总量的1/3.智能车辆(IV)是一种集环境感知、规划决策和辅助驾驶等功能于一体的综合系

统^[2],通常将其运动分为纵向和转向2个子系统来研究^[3],纵向运动控制系统的功能主要用于驾驶人疲劳、惊慌或车辆碰撞后失控等场合,它能自动控制行驶速度和车间距,减少(或减轻)交通事故,保障人

身安全,尤其是客车或运输危险品的货车质量大、惯性大,其纵向系统是本质非线性的,且与转向系统之间存在强耦合作用,因此利用模糊^[4]、神经网络^[5]、模糊神经网络^[6]、滑模^[7]和模糊滑模^[8]等的控制算法针对此类问题均做过尝试.单神经元控制算法(SN-PID)^[9-11]比较简单,但对被控对象的动力特性和建模误差不敏感,学习速度慢,调节时间长.因此,本文将借鉴免疫模糊思想来改进单神经元控制算法,并针对IV油门控制子系统提出了一种基于自回归滑动平均模型(NARMAX)神经网络预测的模型参考自适应控制方案.

1 车辆纵向运动子系统的动力学模型

车辆由许多零部件组成,质量分布在三维空间.当车辆在水平路面上运动时,可假设它为刚体,总质量集中于质心,如图1所示.

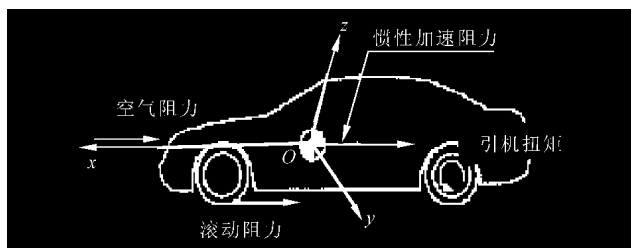


图1 车辆坐标系及其纵向受力

本文研究的智能车辆^[12],其纵向动力通过发动机、传动系统、液力耦合单元和自动变速系统等来传递.这些部件结构复杂,具有很强的非线性特性,对其难以建立准确的理论模型.本文通过实验研究获得了车辆油门动力学模型,以此为依据构建了NARMAX神经网络,实现了非参数动力学模型的在线辨识.

实验原理为:先把油门划分为几个区间,在一定的运动约束下离线辨识,获得各区间的纵向动力学模型,再通过拟合得到整车动力学模型.为了消除道路坡度、等级和天气等因素的影响,可选择一条长约3 km的平直高速公路,在无风条件下重复实验,过程如下.

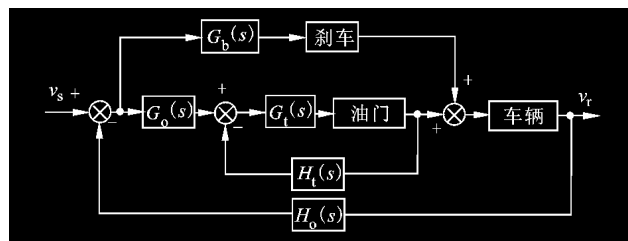
先设置油门开度为0,再给控制电机一定的激励脉冲,使其通过机械装置驱动油门,维持预期开度,然后记录车辆纵向速度,直至速度稳定为止.采用二点法可得车辆油门动力学模型^[13]

$$G(s) = \frac{v(s)}{\Delta\theta(s)} = \frac{k_0}{T_0 s + 1} e^{-\tau s} \quad (1)$$

$$k_0 = \frac{v(\infty) - v_0}{\Delta\theta} \quad (2)$$

式中: $v(\infty)$ 表示稳态纵向速度; v_0 表示初始纵向速度; $\Delta\theta$ 是电机的激励脉冲数; $k_0 \in (0.02, 0.15)$ 是比例增益; $T_0 \in (10, 30)$ 是惯性时间; $\tau \in (0.2, 1.0)$ 是纯滞后时间.

实际上式(1)中的油门开度是对车辆纵向速度辨识区间的各工作点进行线性化的结果.为消除非线性特性的影响,本文采用图2所示的串级方案来控制IV的纵向运动.



v_s 表示设定纵向速度; v_r 表示实际纵向速度; $H_t(s)$ 表示油门开度反馈环节; $H_o(s)$ 表示车辆速度反馈环节; $G_t(s)$ 为环控制器; $G_b(s)$ 为刹车控制器; $G_o(s)$ 为采用单神经元模型参考自适应算法的外环控制器

图2 串级控制器的基本结构

2 单神经元模型参考自适应控制算法

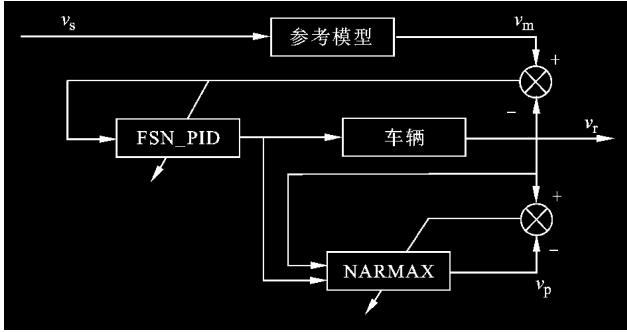
道路上行驶的车辆生产于不同厂家,类型各异,所以纵向动力特性相差很大,即使是同一辆车,其纵向动力特性也随行驶里程、载质量等参数而变化.然而,驾驶人和乘客对乘坐舒适性却有大体相同的要求,因此在选择模型参考自适应控制方案上,本文考虑了车辆个体和交通情况下乘坐舒适性的要求.

2.1 油门动力控制系统的基本结构

智能汽车在行驶过程中,其控制目标是在保证乘客舒适的前提下,根据当时的道路交通状况,维持合适的行驶速度和安全行车间距.鉴于行车间距可通过纵向速度调节这一特性,在设计纵向控制系统时,只要保证智能汽车跟踪设定的行驶速度即可.理论研究结果表明,要及时跟踪纵向速度设定值,就要求车辆具备快速的纵向运动系统阶跃响应速度.同时,为了避免反复刹车带来的能源浪费,保证乘坐舒适性,还要求车辆在加速过程中避免超调.

车辆油门动力特性是时变和本质非线性的,随诸多因素改变,因此可采用单神经元模型参考自适应控制方案实现速度调节(如图3所示).为了提高单神经元模糊控制器(FSN_PID)的响应速度和鲁棒性,可选择动态神经网络NARMAX在线预测车辆速度,并以此为依据来更新单神经元控制器的权

系数.另外,参考模型的选择要综合考虑车辆本身的动力特性和乘客的舒适度要求,建议通过数字仿真和场地实验来确定.



v_m :参考模型输出; v_p :NARMAX神经网络的预测输出

图3 单神经元模型参考自适应控制系统方框图

2.2 二次型单神经元控制算法

单神经元算法(SN_PID)是一类模仿动物神经系统功能的智能控制算法,基本结构如图4所示^[14].图中的 x_1 、 x_2 和 x_3 为神经元控制器的输入变量,定义如下

$$\left. \begin{aligned} x_1(k) &= v_m(k) - v_r(k) = e(k) \\ x_2(k) &= \Delta e(k) \\ x_3(k) &= \Delta e(k) - \Delta e(k-1) \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

单神经元控制器的输出为 $u(k)$,其增量为

$$\Delta u(k) = K_u(k) \sum_{i=1}^3 \bar{\omega}_i(k) x_i(k) \quad (4)$$

$$\bar{\omega}_i(k) = \frac{\omega_i(k)}{\sum_{i=1}^3 |\omega_i(k)|} \quad (5)$$

式(4)、式(5)中: K_u 为单神经元控制器的比例系数; ω_i ($i=1,2,3$)是对应于 x_i ($i=1,2,3$)的权系数,在控制过程中可根据设定值、输出偏差及其变化率、被控设备动态特性和环境等因素,按照学习算法 $p_i(k)$ 动态调整,以改变控制输出 $u(k)$ 、减小误差、抑制扰动和跟踪设定值等.

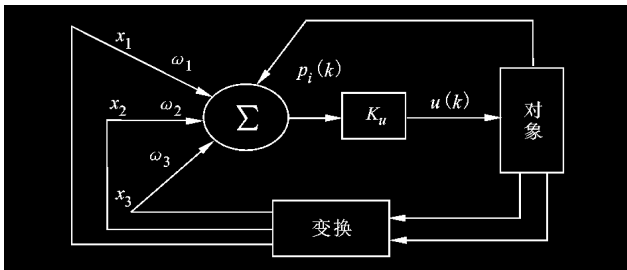


图4 SN_PID的基本结构

要控制汽车速度,需综合考虑乘客舒适度、油门和刹车等执行机构的控制能量等因素,因此可采用

二次型函数来描述控制目标,即

$$J_2 = \frac{1}{2} \{ P[v_m(k+d) - v_r(k+d)]^2 + Q\Delta u^2(k) \} \quad (6)$$

式中: d 表示纯滞后步数; P 、 Q 分别表示输出误差和控制增量的加权系数.

单神经元的加权系数更新式为

$$\Delta \omega_j(k) = \eta_j K_u \{ P b_0 e(k+d) x_j(k) - Q K_u \left[\sum_{i=1}^3 \omega_i(k) x_i(k) \right] x_j(k) \} \quad (7)$$

式中: η_j ($j=1,2,3$)为学习系数,在权系数标称化条件下可取较大的值; b_0 为零初态单位阶跃响应的第一个输出值; $e(k+d)$ 表示超前 d 步的预测误差.

2.3 免疫模糊 SN_PID 控制算法

为了实现车辆纵向运动速度的无超调快速响应,在控制过程中本文按照以下规则调整了图3中的神经元增益 K_u :当被控系统输出误差偏大时,增加神经元增益 K_u ,以尽快减小输出误差;当系统输出接近设定值时,减小神经元增益 K_u ,以抑制超调.

自然免疫系统能够抵抗外来抗原对生物体的伤害. T 细胞反馈理论是对自然免疫原理的一种模仿^[15],它可同时执行2项任务:对抗原入侵快速响应和稳定免疫功能.借鉴上述思想,定义标么化误差 $e(k)/v_s(k)$ 为第 k 代抗原数量,神经元增益的差分 ΔK_i 为 T 细胞数量,则得到如下算法表达式

$$f(x) = 1 - \gamma \exp(-x^2/\beta) \quad (8)$$

$$E(k) = \langle k_e e(k)/v_s(k) \rangle \quad (9)$$

$$C(k) = \langle k_c \Delta e(k)/v_s(k) \rangle \quad (10)$$

$$\Delta K_i(k) = \varepsilon (1 - \sigma f(C(k))) E(k) \quad (11)$$

式(8)~式(11)中: $\langle \cdot \rangle$ 表示取最接近的整数值; k_e 、 k_c 是量化因子; E 、 C 分别为 e 、 Δe 的模糊量; ε 、 γ 、 β 和 σ 是解决问题时的相关常数, ε 控制响应速度, σ 控制稳定效果.

真实的测量数据总会受噪声污染,这将导致偏差及其变化率出现波动,从而引起 K_u 频繁变化,恶化控制效果,因此可采用免疫模糊反馈算法解决这个问题,该算法的神经元增益

$$K_u = \sum_{i=1}^k |\Delta K_i(k)| + k_{ci} \quad (12)$$

式中: k_{ci} 是一个常数.显然,式(12)可动态改变神经元增益 K_u .

3 油门动力系统神经网络辨识算法

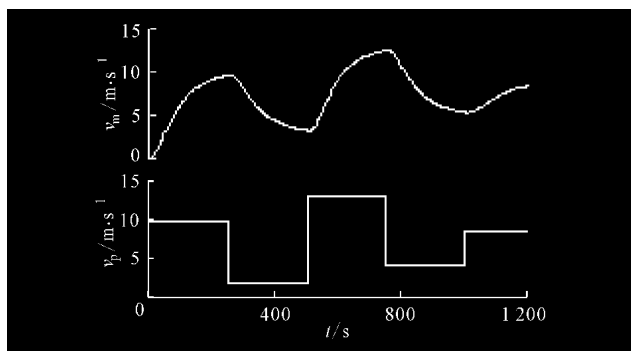
NARMAX神经网络的计算复杂度比较低,适

合对时间序列进行建模,其定义为

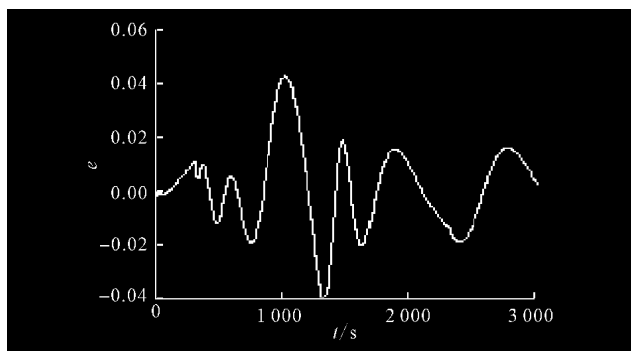
$$y(t) = f(y(n-1), y(n-2), \dots, y(n-n_y), \\ u(t-1), u(t-2), \dots, u(t-n_u)) \quad (13)$$

式中: n_y 表示系统输出的延迟步数; n_u 表示控制输入的延迟步数。

NARMAX 神经网络的训练过程分 2 步: ① 为从离线学习辨识到油门系统动力学建模; ② 在线学习, 以跟踪时变油门动力特性。离线训练的教师信号可通过仿真单神经元 PID 控制油门动力系统获得, 如图 5a 所示。采用图 5a 的数据来训练 NARMAX 神经网络, 再取一段测试信号来检验神经网络的训练效果, 结果如图 5b 所示, 显然 NARMAX 神经网络能够描述油门系统的动力特性。将 NARMAX 神经网络接入油门控制系统, 采用梯度下降学习算法在线辨识纵向系统模型, 并预测 $t(k+d)$ 时刻的车辆行驶速度。



(a) 教师信号



(b) 训练误差

图5 教师信号及其训练误差

4 仿真和讨论

由二次型单神经元、免疫模糊以及模型参考自适应单神经元算法的定义可知, 控制效果会受到多个可调参数的影响。为了使性能对比结果可信, 本文采用浮点遗传算法^[16]来寻找上述神经元算法的各种可调参数的最优值。优化目标函数定义为

$$L_{\min} = \xi_L t_r + (1 - \xi_L) t_s + \zeta M_p^2 \quad (14)$$

式中: ξ_L 是阶跃响应上升时间的权重系数, $0 < \xi_L < 1$; ζ 是阶跃响应超调量的权重系数; t_r 表示阶跃响应的上升时间; t_s 表示阶跃响应的调节时间; M_p 表示阶跃响应的超调量。

将各可调参数的最优值代入前述算法, 得到二次型(QSN)-PID、免疫模糊(FSN)-PID 和模型参考单神经元(MSN)-PID 的阶跃响应曲线, 如图 6 所示。显然, 模型参考单神经元算法的阶跃响应速度最快, 免疫模糊单神经元算法次之, 二次型单神经元算法最慢。

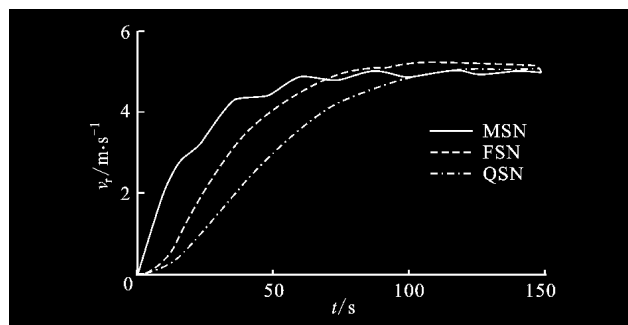


图6 3种算法的阶跃响应曲线

5 结论

针对车辆纵向运动控制系统, 提出了一种基于 NARMAX 神经网络预测的单神经元模型参考自适应控制方案, 并进行了仿真实验。主要结论如下。

(1) NARMAX 神经网络可辨识智能汽车 SpringRobot 的长时延本质非线性油门动力系统, 其预测误差满足控制系统的设计要求。

(2) 在优化参数下, 单神经元模型参考自适应算法的响应速度显著高于免疫模糊和经典二次型单神经元算法。

参考文献:

- [1] Chen Lianguang. Vehicle, steering assist controller design using driver model uncertainty [D]. Michigan, USA: University of Michigan, 2002.
- [2] Li Li, Song Jingyan, Wang Feiyue, et al. IVS 05: new developments and research trends for intelligent vehicles [J]. IEEE Intelligent Systems and Their Applications, 2005, 20(4): 10-14.
- [3] Li Li, Wang Feiyue, Zhou Qunzhi. Integrated longitudinal and lateral tire/road friction modeling and monitoring for vehicle motion control [J]. IEEE Trans on Intelligent Transportation Systems, 2006, 7(1): 1-19.

- [4] Kim H M, Dickerson J, Kosko B. Fuzzy throttle and brake control for platoon of smart cars [J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1996, 84(3):209-234.
- [5] Kumarawadu S, Lee T T. A model-based neurocontrol approach for car-following collision prevention [C]// *IEEE International Conference on Networking, Sensing & Control*. Piscataway, USA: IEEE, 2004:152-157.
- [6] Mar J, Lin F J. An ANFIS controller for the car-following collision prevention system [J]. *IEEE Trans on Vehicular Technology*, 2001, 50(4):1106-1113.
- [7] Ferrara A, Pisu P. Minimum sensor second-order sliding mode longitudinal control of passenger vehicles [J]. *IEEE Trans on Intelligent Transportation Systems*, 2004, 5(1):20-32.
- [8] Lee G D, Kim S W. A longitudinal control system for a platoon of vehicles using a fuzzy-sliding mode algorithm [J]. *Mechatronics*, 2002, 12(1):97-118.
- [9] Chen Minyou, Linkens D A. A hybrid neuro-fuzzy PID controller [J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1998, 99(1): 27-36.
- [10] Chang Weide. Robust adaptive single neural control for a class of uncertain nonlinear systems with input nonlinearity [J]. *Information Sciences*, 2005, 171(1/3):261-271.
- [11] Han Min, Han Bing, Xi Jianhui, et al. Universal learning network and its application for nonlinear system with long time delay [J]. *Computers and Chemical Engineering*, 2006, 31(1):13-20.
- [12] Li Qing, Zheng Nanning, Cheng Hong. Springrobot: a prototype autonomous vehicle and its algorithms for lane detection [J]. *IEEE Trans on Intelligent Transportation System*, 2004, 5(4):300-308.
- [13] 侯迎团. 智能汽车关键控制技术研究 [D]. 西安: 西安交通大学机械工程学院, 2005.
- [14] 徐丰. 增益自调整的神经元控制算法研究 [D]. 杭州: 浙江大学信息科学与工程学院, 2005.
- [15] de Castro L N, Timmis J. Artificial immune systems: a new computational intelligence approach [M]. New York: Springer, 2002.
- [16] Schmitt L M. Theory of genetic algorithms [J]. *Theoretical Computer Science*, 2001, 259(1/2):1-61.

(编辑 苗凌)